细粒度情感态度词典构建与效度验证

刘颖哲[1] 朱敏帆[1] 卡尔其卡·沙力哈尔[2] 吴爱琳[2] 韩旭辉*[3]

（1. 北京大学心理与认知科学学院，北京 100080；
2. 北京云创网讯信息科技有限公司，北京 100160；
3. 北京认知洞察科技有限公司 北京 100160）

摘　要　对于政府和企业而言，面对频繁发生且影响广泛的信息事件，传统的正负情感二元识别已无法满足现实需求，需要更加精确和深入的分析工具。为解决现有情感词典粒度较粗和关键词覆盖率低的问题，本文基于认知-评价理论，扩充评价类情绪，并爬取社交媒体中的热点事件，形成语料库，在现有词典的基础上由专家进行筛选与归类，最终形成包含 50 种情感类别的细粒度情感态度词典。然后结合人工评估与事件分析方法对词典在识别中的准确性与有效性进行检验。首先，以人工分类为参考标准，词典的情感类别准确率均值达到 88%，能够准确识别精细情感。其次，使用词典对“海天酱油双标事件”与“成都女童被咬事件”进行文本分析后发现，大类情感识别结果与民众整体倾向相吻合，还观察到了细分情感在时序变化上的异质性，为细粒度情感分析在应对和理解复杂舆论环境中的有效性提供了支持。

关键词　细粒度识别；社交媒体语料；情感分析；情感词典；网络舆情

Construction and Validation of a Fine-Grained Emotional Attitude Lexicon

Liu Yingzhe[1], Zhu Minfan[1], Kaerqika·Shalihaer[2], Wu Ailin[2], and Han Xuhui[3]

(1. *School of Psychological and Cognitive Sciences, Peking University,* Beijing 100080;
2. *Beijing Yunchang Wangxun Information Technology Co., Ltd., Beijing* 100160;
3. *Beijing Cognitive Insight Technology Co., Ltd., Beijing* 100160)

Abstract: In response to the frequent occurrence of inflammatory incidents on social media, governments, and enterprises require more precise and in-depth analytical tools. Current sentiment lexicons suffer from issues of coarse granularity and limited keyword coverage. This paper initially expands the categories of sentiments based on cognitive-evaluative theory. Subsequently, experts screened and categorized keywords from a corpus of topical events on social media to compile the lexicon. Ultimately, a fine-grained sentiment lexicon comprising 50 categories was developed. We conducted manual testing and event analysis to evaluate the lexicon’s accuracy and efficiency in identifying emotions. Using manual classification as the reference standard, the average accuracy was 88%. We also analyzed public sentiments regarding the ‘Haitian Soy Sauce Double-Standard Incident’ and the ‘Chengdu Girl Bitten by Dog Incident,’ with results aligning with the valence of these events. Additionally, we observed heterogeneity in the temporal changes of fine-grained emotions. These findings support the utility of fine-grained sentiment analysis in understanding and responding to complex public opinion environments.

Key words: Fine-grained identification; Social media corpus; Sentiment analysis; Sentiment lexicon; Public opinion

1 引 言

在互联网迅猛发展的今天，社交媒体已成为民众获取信息、发表观点、参与公共讨论的核心渠道。根据第 53 次《中国互联网络发展状况统计报告》，到 2023 年 12 月，我国网民数量已达 10.92 亿[1]。新闻机构、企业、政府部门纷纷在以微博等社媒平台建立官方账号，发布政策通告与信息，与公众互动并获取反馈。截至 2023 年 12 月，全国 31 个省（区、市）均已开通政务微博，经过新浪平台认证的政务机构微博超过 10 万个。社交媒体不仅是信息传播的平台，也逐渐成为信息事件的发源地与发酵器。从 2012 年的钓鱼岛争端，三鹿“毒奶粉”到辛吉飞“科技与狠活”对食品添加剂的污名化，成都四十九中事件[2]等，这些事件起源于社交媒体，迅速引发大量关注，快速传播，最终甚至引发线下集体事件，给企业和相关政府部门带来巨大损失，甚至导致企业倒闭[3]。鉴于此，为避免舆论的恶性发展，政府与企业需要对信息事件中网民的态度进行密切监测，不仅关注情感的政府倾向，更深入挖掘情感的细微差别与变化趋势，从而制定恰当的应对措施，疏解矛盾与冲突[4]。

了解网民态度的关键技术之一就是情感分析。一方面是因为情感在信息事件的传播与发展中扮演着重要的角色。例如，在愤怒状态下网民更愿意转发信息，导致信息扩散的速度更快，范围更广[5, 6]。也有研究者依据身处群体中个体的心理状态，将群体事件划分为有组织的、自组织的以及情绪主导型的群体事件三类，其中情绪主导型群体事件具有突发性、极强的破坏性与容易被利用等特征[7]。当群体被某一情绪控制后，身处其中的个体极易受到挑动从而做出激烈行为[8]。除此之外，组织或个人在回应群体时，也需要依据其情绪类型进行调整[9]。因此，开发准确识别民众情感的工具是非常有必要的。

在情感分析中，社交媒体中的文本信息，例如帖子和评论等，由于其较高的覆盖性、时效性与真实性成为了重要的信息来源。首先，我国的互联网普及率已达 77.5%[1]。更多民众选择通过社交媒体，而不是报纸或电视，来获取最新信息。社交媒体更打破了地域限制，降低了发布门槛，任何人都可以发表自己的观点和看法，参与讨论。因此，社交媒体文本的来源更加广泛，相较于传统民意调查，具有更高的覆盖性，能够全面地反映民众意愿。其次，社交媒体是一个实时的、互动的、开放的平台，人们可以在手机、电脑等设备上随时查看新闻，发表观点。而这些信息会影响其他网民的态度和行为，并且随着关注人

数的增加，舆论导向也不断地发生变化[10]。只有通过分析社交媒体文本才能够捕捉到最具时效性的用户观点。最后，社交媒体中的网民讨论是完全自发的，更真实地反映了其想法与态度。传统的民意调查则受到样本代表性，问卷设计等因素的影响，在真实性上存在局限。

针对社交媒体文本分析的研究方法则可分为基于预先建构的词典与基于机器学习算法两类 [11-14]。其中，预先构建的词典分析方法在通用性、便捷性和灵活性三个方面更有优势。第一，通用性指的是方法能否适用于不同领域和场景，对不同话题的数据进行处理，输出稳定的结果。在文本分析中，词是语言的核心和基础，是语言最基本的表达和传递信息的工具。词典是基于对语言的系统性和规律性的认识，从词语出发来挖掘文本所表达的观点与态度，因此较少受到话题的限制[15]。而机器学习方法则依赖于数据集预先训练，需要根据不同的领域和场景，收集并标注大量的文本数据，使用复杂算法训练得到识别文本情感的模型[16]。这些模型往往只适用于特定领域，如果遇到新的问题，就可能需要重新收集数据和训练模型[17, 18]。第二，词典具有更高的便捷性。情感词典在建构完成后，在一段时间内无需进行调整，分析步骤简单，能够在短时间内处理大量数据。词典识别的结果也更加直观，容易分析，具有更高的可解释性。基于机器学习的情感识别可分为有监督与无监督学习两类。在有监督学习中前期人工标注数据成本较高，而无监督学习中分析所得结果的可解释性存在局限。需要研究者基于理论做出推导，阻碍了其在现实中的应用与推广。最后，词典分析也具有更高的灵活性。灵活性是指研究者在分析过程中需要根据研究目的对分析方式与策略进行调整，从而最大化文本信息挖掘效果，预先构建的词典能够满足这一需求。例如，在分析 Twitter 中道德愤慨相关的情绪强度与线下游行参与间的关系时，研究者从预先构建的情感词典中选择特定情感，如愤怒，对被试发布推文进行分析，从而验证假设[19]。综上所述，词典分析作为一种词本位的方法，在通用性，便捷性和灵活性上均具有优势，为满足现实分析需求，我们选择构建词典以实现情感分析。

目前国内外已有较为成熟的情感词典，如国外常用的 SentiWordNet[20]，LIWC 等，国内则有 HowNet 词典[21]，大连理工情感词典等[22]。但这些词典在情感分类与词汇覆盖中面临挑战，无法满足信息事件中复杂情感的分析需求。

首先，现有词典的情感分类止步于极性识别，包括正性、负性与中性，无法输出更加精确的情感识别结果，相应的细化研究也较为缺乏。台湾大学 NTUSD 简体中文情感词典由 2810 个褒义词与 8276 个贬义词组成；HowNet 情感词典中包含正向情感词 4566 个、负向情感词 4370 个。从应用角度出发，在事件分析中，当前词典只能简单判定民众情绪主要

为正面还是负面，无法辅助较为复杂回应策略的比较与选择[23]。从理论角度出发，同一效价下的细分情感类型不仅在强度、指向对象等方面存在差异，对于个体行为的影响也有不同。例如相比焦虑、悲伤等负面情感，愤怒对于个体参与群体行动有着更强的驱动作用[24-26]。而在信息的传播中，与快乐相比，表达愤怒情感的信息传播速度更快，被唤醒愤怒情绪的用户也更为活跃，使得信息在弱关系中也可以广泛传播[27]。而积极情感中的“希望”则能够提高公众对于政策的支持与认可[28]。目前已有词典尝试将识别情感进行细化，例如大连理工开发的中文情感词典提供了 7 大类 21 小类情感的划分。但这一划分更多从语义出发，按照辞典的类别进行了划分，并非基于情感理论[22, 29]。考虑到本研究所开发词典是服务于舆情监测，希望在明晰个体态度与情感的基础上，实现对未来行为的预测，因此更好的选择是从情感理论出发构建细粒度分类[30]。

其次，现有词典对社交媒体文本的覆盖率较低，难以全面识别。当前使用较多的中文词典所基于的语料为正式文本内容，如现代汉语形容词库[29]。正式文本通常使用规范的语言，遵循一定的语法和格式，适用于学术、法律等正式的场合。而社交媒体中文本是简短的、非正式的，包含多种模态，例如表情符号等[31]。这类文本不受语法和格式的限制，表达随意、灵活、主观，适用于娱乐、评论等非正式的场合。进一步的，正式文本通常使用传统的语言，保持一定的稳定性和一致性，而互联网文本则有很强的变化性和多样性，经常出现新的词汇和用法。为实现社交媒体中民众情感的精确识别，需要基于社交媒体文本构建语料库，对现有词典关键词进行筛选与扩充。

综上，对应上述两方面的问题，本研究结合基础情感理论与认知-评价理论构建了细粒度情感分类，包括 6 种心境类情感，11 种应激类情感，33 种评价类情感。在现有词典的基础上，由专家结合社交媒体中的热点事件语料库对关键词进行筛选，分类与扩充，最终形成谙思中文情感态度词典（在下文简写为“谙思情感词典”），并通过人工评估与事件分析验证了词典在细粒度情感的识别中有着良好的表现。词典构建和运用该词典进行文本数据分析的方法已申请专利。接下来，我们将首先介绍词典建构的流程，分为细粒度情感类别的确定与词典扩充两部分。然后，呈现人工评估的流程与评价指标，对词典识别结果进行报告。为进一步验证词典在应用中的效度，对两项热点信息事件“海天酱油双标事件”与“成都女童被烈犬撕咬事件”进行分析，报告其结果。最后对词典的贡献以及存在的局限和可能的改进方式进行了讨论。

2　词典建构

2.1 细粒度情感类别的界定

当前较常使用的提供除极性分类外细分类别的中文情感词典是大连理工情感词典。在开发过程中，研究者首先基于 Ekman 的 6 大类基础情感分类，为了更加全面刻画积极情感，增加一类“好”，最终得到 7 大类情感类别，包括“乐”，“好”，“怒”，“哀”，“惧”，“恶”和“惊”[32, 33]。后参考林传鼎与许小颖等人从词语释义出发进行分类得到的情感类别进行划分，得到 20 个情感小类[29, 34]。

这一分类存在两个问题，首先，20 类情感的细分是基于辞典释义，由学者对汉语词库中词进行归类后得到，但在人类使用语言符号之前，情感就已存在，而词库所包含的词类也与社交媒体中的词类存在差异，因此从情绪理论出发进行情感细分是更加理想的方法[35]。进一步的，仅依赖基础情感分类无法覆盖网民情感表达。Ekman 在总结基础情感时所依据的一项核心原则为明确的生理唤醒或反应，然而在线上环境中，许多网民并未亲身经历事件，其生理唤醒程度相应较低，更多是基于对信息的评价和认知过程后产生相应的情感。例如有研究者基于“整合危机图式”（Integrated Crisis Mapping，ICM）理论将社交媒体环境下公众的负面危机情感分为了与归因无关的情感（如焦虑、伤心、顾忌），与归因有关的情感（如厌恶、轻视）和自我检视的情感（如尴尬）三类，个体的认知评价在其中扮演着重要的角色[3, 36]。因此，我们基于认知-评价理论，扩充个体对外部刺激进行认知评价后产生的情感类别。

情感的认知-评价理论的提出与发展基于两个重要的观察。首先，不同个体对于同一事件常常有不同的情感反应，其次，同一个体在不同时刻面对同一事件也会产生不同的情感。阿诺德与拉札勒斯等人认为这是因为个体的情感产生于对外界刺激的评价，由于评价不同，在面对同样的刺激时，个体也会产生不同的情感，因此将认知过程引入情感过程，构建了评价理论[37, 38]。与大多数情感理论不同，评价理论将认知评价视作情感过程的核心，而非仅仅是情感过程的一部分。评价决定了行为倾向的强度与类型、生理反应，并最终诱发了行为与情感。Roseman 在评价理论的基础上提出了个体在对情境进行评价时所依据的 5 个维度[39]，后于 1996 年通过收集个体在情感体验中评价因素打分将其扩充至 7 个维度，具体维度如下[40]：

（1）刺激-动机一致性。依据动机一致性，人们将刺激划分为与个体动机一致（motivated-consistent）和不一致（motivated-inconsistent）两类。当外界刺激与个体动机一致时诱发积极情感，在不一致时则诱发消极情感。

（2）动机趋避性。动机本身可分为趋近与远离两类，趋近动机（appetitive motives）代表了个体最大化奖赏的倾向，而远离动机（aversive motives）则代表了最小化惩罚的倾向。例如，当个体认为外界刺激能够最大化奖赏时，与动机一致的评价会诱发个体的“喜悦”（joy）情感，不一致则会诱发“悲伤”（sadness）情感。类似的，在外界刺激能够最小化惩罚时，与动机一致的评价会诱发“放松”（relief）情感，不一致则会诱发“烦恼”（distress）情感。

（3）刺激意外性。出乎意料（unexpected）的刺激会诱发“惊奇”（surprise）情感。这只受到个体对于事件是否意外的评价，而无关其效价，因此“惊奇”也被归类为中性情感。

（4）刺激可预见性。在个体知晓刺激的情况下，依据可预见性将其分为可预见（certain）与不可预见（uncertain）两类。例如，当刺激符合个体动机时，在个体能够预见刺激的发生的情况下，个体会感受到“喜悦”（joy）或“放松”（relief）的情感，在无法预见时，则是“期望”情感。

（5）刺激归因对象。依据个体对事件刺激的归因对象可以将其分类为自我归因（self-caused），他人归因（others-caused）与情境归因（circumstance-caused）。例如，当个体认为他人触发了奖赏或阻止了惩罚，就会产生“喜爱”（affection）情感，相反则会产生“不喜爱”（dislike）的情感。

（6）刺激可控性。依据可控性高低可将刺激分为高可控和低可控两类，高可控指个体认为事件刺激是可控的（stimulus controllability），且能够应对（Coping Potential）。例如，当事件刺激与动机不一致时，在个体将这一刺激归因于外界环境类别的情况下，高可控评价会诱发“失望”（frustration）与“厌恶”（disgust）情感，低可控性评价则会诱发“恐惧”（fear），“悲伤”（sadness）和“烦恼”（distress）情感。

（7）刺激特质性。在将事件进行他人与自我归因后，可依据特质性高低进一步划分为行为性与特质性刺激。例如，当个体认为是他人的行为（behavioral factors）导致负性事件发生时，会产生“愤怒”（anger）情感，当个体认为是他人的特质（characterological factors）导致负性事件发生时，则会产生“轻蔑”（contempt）情感。

基于上述 7 个维度，Roseman 总结出了 17 类情感，并通过实验对区分的维度进行了验证，见图 1。

		积极情感 与动机一致		消极情感 与动机不一致		
		趋近	远离	趋近	远离	
	意料之外	惊奇 (Surprise)				
情境归因	不可预见	期望 (Hope)		恐惧 (Fear)		可控性低
	可预见	喜悦 (Joy)	放松 (Relief)	悲伤 (Sadness)	烦恼 (Distress)	
	不可预见	期望		失望 (Frustration)	厌恶 (Disgust)	可控性高
	可预见	喜悦	放松			
他人归因	不可预见	喜爱 (Affection)		不喜爱 (Dislike)		可控性低
	可预见					
	不可预见			愤怒 (Anger)	轻蔑 (Contempt)	可控性高
	可预见					
自我归因	不可预见	骄傲 (Pride)		后悔 (Regret)		可控性低
	可预见					
	不可预见			愧疚 (Guilt)	羞耻 (Shame)	可控性高
	可预见					
				非特质性	特质性	

图 1 Roseman 基于 7 维度得到的 17 类情感

上述情感仍可以进一步细分，特别是“喜爱”与“不喜爱”。首先，当个体将符合动机的刺激归因至环境且不可预见时，“期望”情感可依据趋避性进一步划分为“祝愿”（趋近）与“乐观”（远离）两类情感；而不符合动机的刺激所诱发的“恐惧”情感也可按照趋避性划分为“心慌”（趋近）与“恐惧”（远离），“失望”情感依据可预见性划分为“挫折”（不可预见）与“失望”（可预见）情感。归因至他人的刺激所诱发的情感中，“喜爱”情感可依据刺激可控性与特质性进一步划分为“喜爱”，“赞扬”，“满意”与“相信”四类。而“不喜爱”情感则可依据趋避性与可预见性划分为“质疑”，“疑惑”，“贬责”与“怨恨”四类。最后，归因至自我的负性刺激所诱发的“后悔”情绪可依据趋避性进一步划分为“后悔”与“无奈”两类。最终我们确定了 28 项评价类情感，见图 2。

		积极情感 与动机一致		消极情感 与动机不一致		
		趋近	远离	趋近	远离	
	意料之外	惊奇				
情境归因	不可预见	期望		心慌	恐惧	可控性低
	可预见	喜悦	放松	悲伤	烦恼	
	不可预见	祝愿	乐观	挫折	厌恶	可控性高
	可预见	喜悦	放松	失望		
他人归因	不可预见	非特质性 喜爱	特质性 赞扬	质疑	疑惑	可控性低
	可预见			贬责	怨恨	
	不可预见 可预见	非特质性 满意	特质性 相信	愤怒	轻蔑	可控性高
自我归因	不可预见 可预见	骄傲		后悔	无奈	可控性低
	不可预见 可预见			愧疚	羞耻	可控性高
				非特质性	特质性	

图 2 28 类细分评价情感

以上 28 类细分情感对个体面对外界信息刺激后经过认知评价诱发的情感进行了较为全面的覆盖，考虑到上述分类中缺少对个体生理状态及其对应的基础类情感的分类，我们纳入 Ekman 与 Cordaro 总结的基础类情感作为补充[33]。Ekman 等人认为基础类情感具有以下特征：对应独特的生理特征，自发产生，唤起速度快，持续时间短，基于此给出了 7 类基础情感，分别是愤怒（anger），恐惧（fear），惊奇（surprise），悲伤（sadness），厌恶（disgust），轻蔑（contempt）和快乐（happiness）。然而 Ekman 对于基础类情感的定义强调这类情感唤醒速度快，强度高且持续时间短，但 Russell 指出还存在另外一类强度较低，持续时间较长并且缺少具体触发事件的情感类别，这类情感体验常常与情感障碍有关，例如“抑郁”与“焦虑”[41, 42]。基于以上两类情感在生理唤醒强度与持续时间上的区别，我们将前者定义为应激类情感，后者定义为心境类情感。至此我们将情感类别共划分为 3 大类，包括心境类情感，应激类情感与评价类情感，建立了细粒度情感类别的初步框架。考虑到社交媒体文本情感分析的应用需求，在后续信息事件的处理中，我们逐步增加了更为高级复杂的情感类别，如孤独（loneliness）与同情（compassion），并对区分度较低的情感进行合并，如后悔与愧疚等，最终得到 50 类细粒度情感，具体分类如下：

（1）心境类情感：唤起程度低，持续时间长的情感体验，包括孤独、麻木、平静、抑郁、焦虑、颓废；

（2）应激类情感：唤起程度高，持续时间有限的情感体验，包括快乐、恐惧、惊奇、愤怒、悲伤、激动、放松、着急、紧张、感动、警觉；

（3）评价类情感：由个体对信息事件进行评价后所产生的情感体验，可进一步依照指向网民自身或外界两个类别。其中外部指向情感包括同情、冷漠、嘲讽、厌恶、贬责、怨恨、质疑、喜爱、满意、赞扬、相信、轻蔑、感激、敬佩、思念、妒忌、无奈、期望、乐观、祝愿、失望，内部指向情感包括低落、尴尬、自卑、害羞、愧疚、骄傲、挫折、烦恼、心慌、委屈、疑惑、无聊；

2.2 词典建立与扩充

2.1.1 基于通用词典的整合与精简

将现有常用情感词典进行合并，包括大连理工情感词典，HowNet 情感词典，哈工大情感词典与输入法词典形成初始词库，后由专家进行筛选与归类。首先剔除其中使用频率极低，较为生僻的词语，例如“佐饔得尝”，“俎樽折冲”等在日常生活中几乎不会使用的成语。后依据 50 种情感类别的定义进行归类，保留分类一致性高于 75%的词进入词典，形成种子词库。

2.1.2 基于社交媒体语料的扩充

在种子词库的基础上，为实现社交媒体文本的准确识别，我们以信息事件为单位，爬取社交媒体中的文本，包括微博、今日头条、抖音、快手、小红书等，构成扩充语料库。主要包括食品安全相关事件，例如“2017 年欧洲毒鸡蛋事件”（48195 条文本信息），“2017 年南昌幼儿园集体中毒事件”（2538 条文本信息）等，与旅游相关事件，例如 2018 年黑龙江“雪乡游”负面舆情（419154 条文本信息）等。对文本进行分词，按照词频进行排序，对排序前 100 的词进行分析。排除已存在于种子词库中的情感词后，由专家进行归类，辅以词频相关作为分类指标。整体上，扩充过程中，专家从社交媒体语料库中增加新词进入词典，而对于分词可能造成分歧的短语和不应分词的表情符号，则增加正则表达式、短语与表情符号进入词典，不进行分词，直接识别。最终形成现有词典，整体流程见图 3。

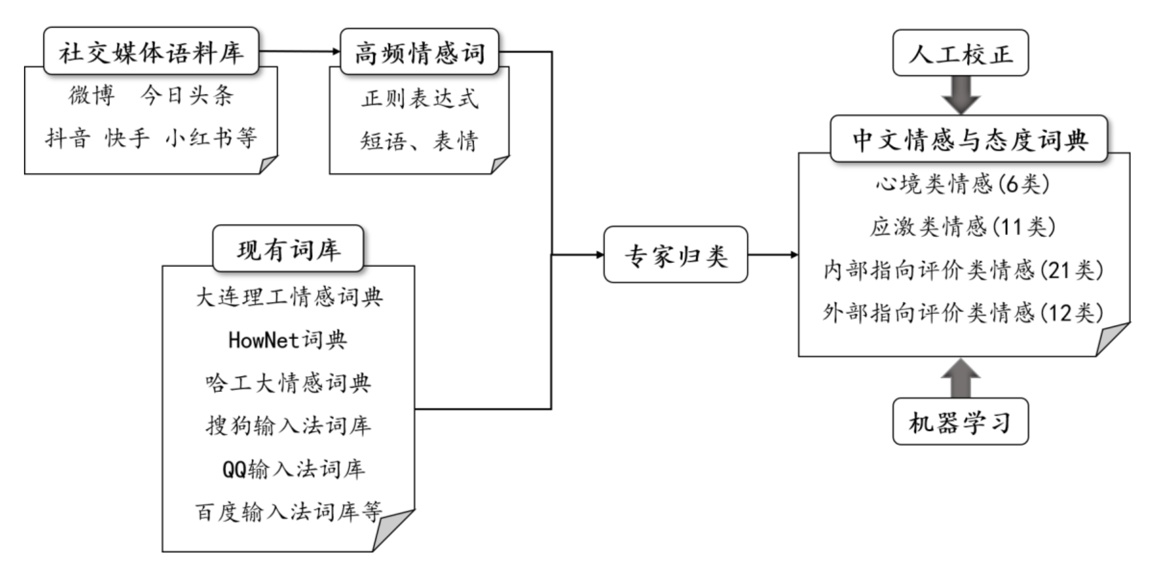


图 3 词典建构流程

3　词典效度验证

在建立中文情感词典后，为检验其效度，我们采取了人工评估与事件分析两种方法。首先，以人工分类结果为标准，比较词典情感分类的有效性与准确性。然后，我们使用词典对两项信息事件进行了分析，验证细粒度情感分类在情感识别与应用中的优势。

3.1　人工评估

为评估词典在细粒度情感识别上的准确性，我们首先采取人工评估方法，比较人工情感分类与词典识别结果的一致性。实验已进行预注册。

（1）　实验材料

在确保每一情感类别中均包含 10 条以上评论的前提下，依据事件信息语料库中各情感命中占比进行随机抽样，共抽取 1860 条评论。每一条评论中均命中单一关键词，其中 1576 条评论命中文本类关键词，其余 284 条评论命中表情符号类关键词。

（2）　实验步骤

为确保实验质量，招募在校学生于机房完成实验任务。进入实验室后，被试会首先阅读指导语，了解所需完成任务为判别所呈现评论中关键词（包括文本关键词和表情符号，关键词均高亮）所属情感类别。针对每一条评论向被试呈现 5 种情感类别。除目标情感（词典情感类别）外，按照效价分类随机选取 2 项效价一致与 2 项不一致的情感作为干扰项呈现。例如，当目标情感为正性时，同时呈现 2 项负性情感和 2 类正性情感。

每位被试完成 300 条评论中关键词情感类别的判断。为减少疲劳对作答质量的影响，将实验分为五组，每组 60 条。在前三组间被试休息 1 分钟后才可进入下一组任务，在后两组中，休息时间延长至 2 分钟。问卷中设置注意力测试题，剔除未通过注意力测试题的被试。在实验过程中向被试提供 50 类情感的释义与表情符号对应的文本作为参考。

（3） 被试

共招募在校生 229 人，其中 52%为女性，平均年龄 23 岁。学历分布为 72%本科，21%硕士和 7%的博士。40%的被试经常浏览微博，37%的被试经常浏览微博评论。

（4） 评价指标

基于信号检测论，以人工评估情感类别作为基准，对词典识别结果进行评估。根据人工评估情感类别与词典识别情感类别的组合划分为四种情况，真阳性（true positive, TP），假阳性（false positive, FP），真阴性（true negative, TN），假阴性（false negative, FN），得到混淆矩阵（confusion matrix），见表 2。基于混淆矩阵可得到四项指标[43]。

表 2 分类情况混淆矩阵

真实情况	词典识别结果	
	词典命中	词典未命中
人工命中	TP	FN
人工未命中	FP	TN

文本分类的评价指标主要为准确率、查准率、查全率和 F1 值，其中准确率与 F1 值较为常用。公式及定义如下：

准确率（Accuracy）=$\frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN}$ ，表示人工与词典判断一致的情况占所有情况的比例。

查准率（Precision）=$\frac{TP}{TP+FP}$，表示词典命中目标情感中正确预测（即与人工一致）的比率。

查全率（Recall）=$\frac{TP}{TP+FN}$，表示人工命中目标情感中词典正确识别出相应情感的比率。

F1 值=$\frac{2*Precision*Recall}{Precision+Recall}$，查准率与查全率的调和平均值。

（5） 实验结果

情感词典识别表现较好，50 类情感的准确率，精确率，召回率与 F1 值的均值分别为 88%，72%，71%和 69%，见表 3。文本关键词识别在各项指标上的结果分别为 89%，74%，73%与 71%，表情符号关键词识别结果分别为 86%，65%，69%与 62%。

表 3 情感词典识别指标结果

情感类别	准确率	召回率	精确率	F1 值
均值	0.88	0.71	0.72	0.69
中性情感	0.89	0.88	0.75	0.81
正性情感	0.92	0.62	0.73	0.64
负性情感	0.87	0.68	0.71	0.66

（6） 讨论

以人工评估为标准，词典在细粒度情感的识别上表现良好。由于前人研究中分类基本为正性、负性与中性情绪划分，无细粒度情感类别检验结果，以其范围作为参考，见表 4。基于情感词典建构的准确率范围是 0.56~0.90，召回率范围是 0.49~0.98，精确率范围是 0.49~0.61，F1 值的范围是 0.49~0.89；基于机器学习建构的准确率范围是 0.68~0.92，F1 值范围是 0.69~0.84。本词典在四项指标中均达到中上水平。

表 4 现有词典人工评估结果汇总

情感分析	构建方法	评估结果				
		分析方法	准确率	召回率	精确率	F1 值
中文微博情感词典[13]（2004）	TF-IDF, SO-PMI, SO-A	研究词典				0.67
消防突发事件网络舆情情感词典[44]（2018）	PMI-IR, SO-PMI	消防舆情情感词典	0.80	0.87		
		积极情感词	0.73	0.84		
		消极情感词	0.76	0.88		
		本体库	0.71	0.82		
		积极情感词	0.70	0.81		
		消极情感词	0.73	0.83		
SentiNet[45]（2019）	TF-IDF, SO-PMI	SentiNet-SVM				0.63
		HowNet-SVM				0.56
表情符号文本情感分析[46]（2019）	**机器学习**	**朴素贝叶斯**	**0.74**			**0.75**
		逻辑回归	**0.73**			**0.75**
		支持向量机	**0.73**			**0.75**
		融合模型	**0.74**			**0.76**

多特征分析[47]（2020）	**支持向量机**	**词典特征；表情特征；向量特征**		**0.86**	**0.95**	**0.85**
突发事件领域情感词典[48]（2020）	Word2Vec模型和余弦相似度	NTUSD 词典	0.56	0.65		0.60
		HowNet	0.69	0.72		0.70
		情感词汇本体库	0.74	0.81		0.77
		领域词典	0.85	0.90		0.87
巨灾微博情感分析[17]（2021）	情感词典；机器学习	**机器学习**	**0.68**			**0.69**
		情感词典	0.62			
EmoBERT模型[49]（2022）	**BERT 模型**	**BERT-积极**	**0.90**			**0.83**
		BERT-消极	**0.90**			**0.83**
		EmoBERT-积极	**0.92**			**0.83**
		EmoBERT-消极	**0.92**			**0.84**
农产品情感词典[50]（2022）	卷积神经网络；词频；SO-PMI	NTUSD 词典	0.67	0.88		0.72
		BosonNLP	0.64	0.91		0.75
		HowNet	0.63	0.93		0.75
		农产品词典	0.82	0.98		0.89
突发事件领域情感词典[51]（2023）	TF-IDF; TextRank；SO-PMI	HowNet	0.59	0.50	0.49	0.49
		情感词汇本体库	0.61	0.49	0.50	0.49
		突发事件领域词典	0.66	0.63	0.61	0.62

3.2 事件分析

为进一步验证词典有效性，使用其对信息事件中网民情感进行分析，依据细粒度情感识别为事件分析提供参考。考虑到本词典建构用于分析社交媒体中信息事件，我们选取了“海天酱油双标”事件与“成都女童被烈犬撕咬”事件作为分析对象，分别对应企业舆情与社会事件舆情。选取原因包括以下三点：首先，两项事件热度高，讨论度高，在社交媒体中有丰富的文本内容以供分析；其次，网民在两项事件中所表达的情感较为复杂，若归类为正性或负性无法对网民态度进行全面分析，需要进行细粒度的深入分析；最后，海天酱油双标事件中主要讨论对象为海天企业，成都被烈犬撕咬女童事件中主要讨论对象包括狗及狗主人，女童及其父母和轻松筹等平台，对这两项事件进行分析可以分别针对企业相关舆情和社会事件相关舆情分析中词典的有效性提供证据。

（1） “海天酱油双标”事件

2022 年 9 月中旬，网红博主辛吉飞发布视频“如何使用水和添加剂勾兑酱油”。视频发布后不久，部分网友爆料海天旗下酱油配料表中含有视频中的添加剂，海天酱油被推上风口浪尖。随后，又有部分海外网友爆料称自己在海外购买的海天酱油完全无添加，指责海

天集团双标。此事件迅速引发舆论高度关注，微博、抖音等平台形成#等热门话题及短视频。

A. 数据收集与预处理

针对海天酱油添加剂的质疑起源于短视频平台，为确保数据全面性，研究者爬取来自快手、抖音、今日头日与微博平台中的数据。以“海天”+“酱油”为关键词，爬取 2022 年 9 月 30 日至 2022 年 10 月 9 日内的所有命中文本，进行去重，清洗娱乐新闻、炒股等无关文本，得到 139901 条数据。

B. 事件进程

海天酱油事件中社交媒体讨论量变化如图 4 所示，关键转折点包括海天的两次回应及食品工业协会的澄清。2022 年 9 月 30 日晚，海天味业首次回应称，所有产品中添加剂使用均符合相关标准，并对不识谣言采取法律手段。10 月 4 日晚，面对愈演愈烈的舆论，海天味业再次发布声明回应称不存在双标问题。中国调味品协会随后发文为企业背书。10 月 5 日时，红星新闻发文称，现酱油行业起草标准单位包括海天味业，引发新一波舆论。10 月 6 日，中国食品工业协会发布《关于“酱油风波”需要澄清的几个问题》明确给出了针对一系列质疑的回应，明确之处日本酱油标准并非高于我国标准，至此事件讨论热度逐渐降低至零点。

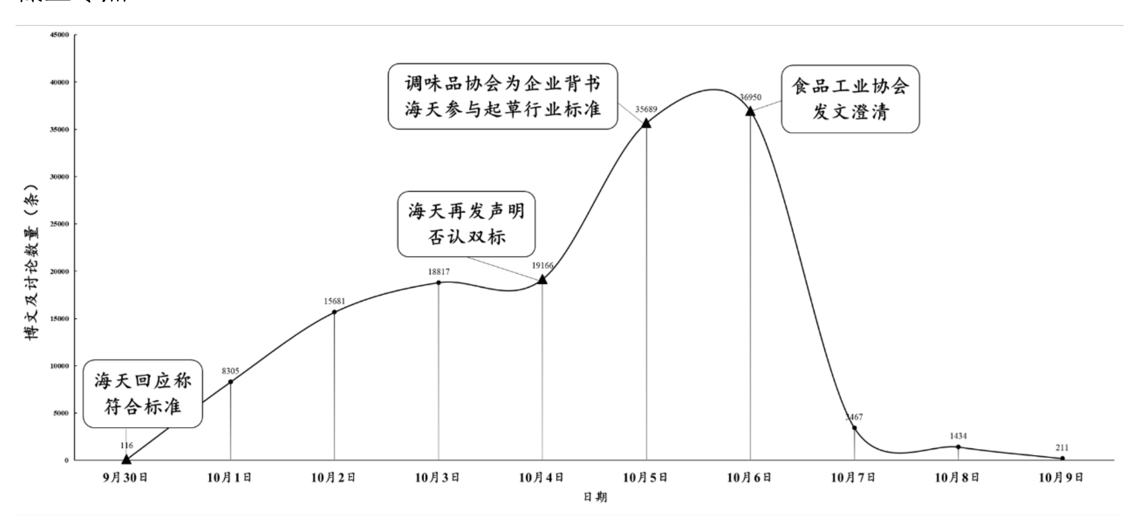


图 4 “海天酱油双标”事件讨论量变化

C. 情感分析结果

网民整体情感以负向为主，本词典识别结果中占比达到 69%，正向与中性情感占比分别为 25%与 6%，随时间变化如图 5 所示。考虑到点赞能够反映网民对于某一观点的支持，我们使用对数化后的点赞数对情感词频进行加权[49]。

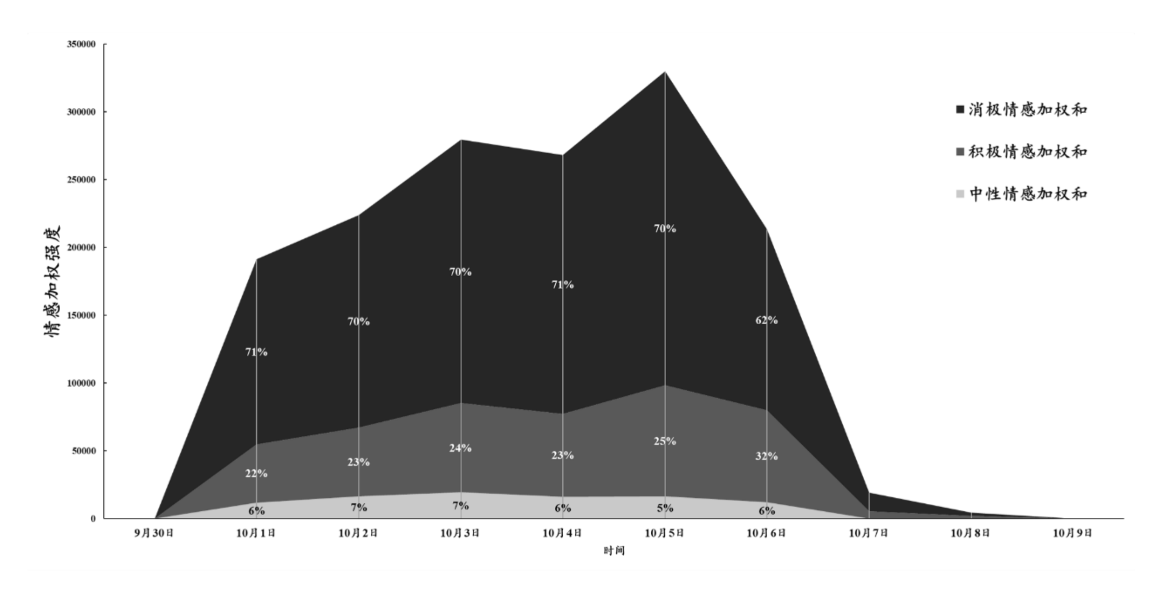


图 5 “海天酱油双标”事件中消极、积极与中性情感强度累积图

对消极情感内部进一步分析发现，“贬责”与“疑惑”情感占据主导，并且变化趋势基本一致，见图 6。首先，海天作为国产品牌，网民认为其出口与国内所销售的商品在质量上存在差异，是“双标”的行为，对此感到不满，从而产生“贬责”情感。而海天味业在 9 月 30 日与 10 月 5 日的两次回应实际并未满足网民预期，只对是否符合标准做出了回应，没有回答为何国内外标准不一致，引发了“疑惑”情感，例如“人们质疑的是你为什么出口国外的产品没有添加剂，而国内销售的却有这么多种？你回应‘符合国家标准’，还扬言追责造谣者。真是‘驴头不对马嘴’，遮遮掩掩的胡扯，人家质疑的不是事实，你直接回应不就行了。”

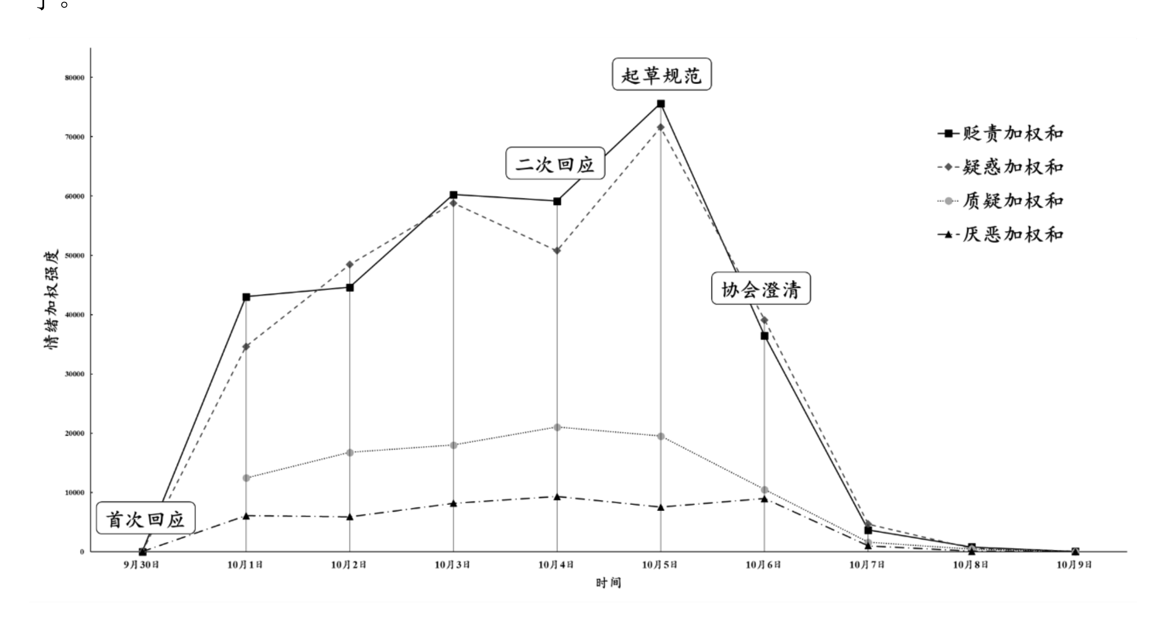


图 6 海天酱油双标事件中负性情感强度占比前 4 情感强度变化图

“疑惑”情感的集中表达对应了企业与民众之间存在的期望差异，即企业自认为已达到了民众的期望，但实际上无法使其满意[52, 53]。海天味业认为生产符合国家标准即是产品

质量的保障，但民众认为这一标准应当是下限而非上限。“贬责”情感则反映了民众相较于“能力信任”，更倾向于基于“关心信任”形成评价[54]。Earle 提出，关心信任的目标是团结一致，能力信任的目标则是准确无误[55]。海天在回应中只表达了添加剂使用符合规定，试图重构“能力信任”，却忽略了“关心信任”，没有解释为何国内外销售的产品存在不同标准，不仅没能平息舆论，反而激发了民众的贬责情绪。结合情感分析结果，在此次事件中，企业应当优先重构关心信任，站在民众的立场上，传达作为中国品牌对于国内消费者的重视，对是否双标做出回应；进一步的，就民众针对添加剂的使用中存在的疑问进行解答，帮助民众科学认识添加剂，从而改变其对添加剂使用的态度[56]。

（2） 成都女童遭烈犬撕咬事件

2023 年 10 月 16 日，一两岁半女童在散步途中被未拴绳罗威纳犬撕咬导致重伤，引发民众关注。10 月 18 日，被咬女童家属因担心手术费用，于轻松筹平台发起 200 万筹款并在 3 小时内筹足所有款项。众多网友提出质疑，指出在物业与狗主人已垫付手术费用且医院开辟绿色通道的情况下，200 万筹款金额过多。10 月 23 日，在女童转入普通病房后，轻松筹平台在与女童家属商讨后将所有未使用的善款退还。最终女童于 11 月 14 日出院，手术费用共计 8 万余元。

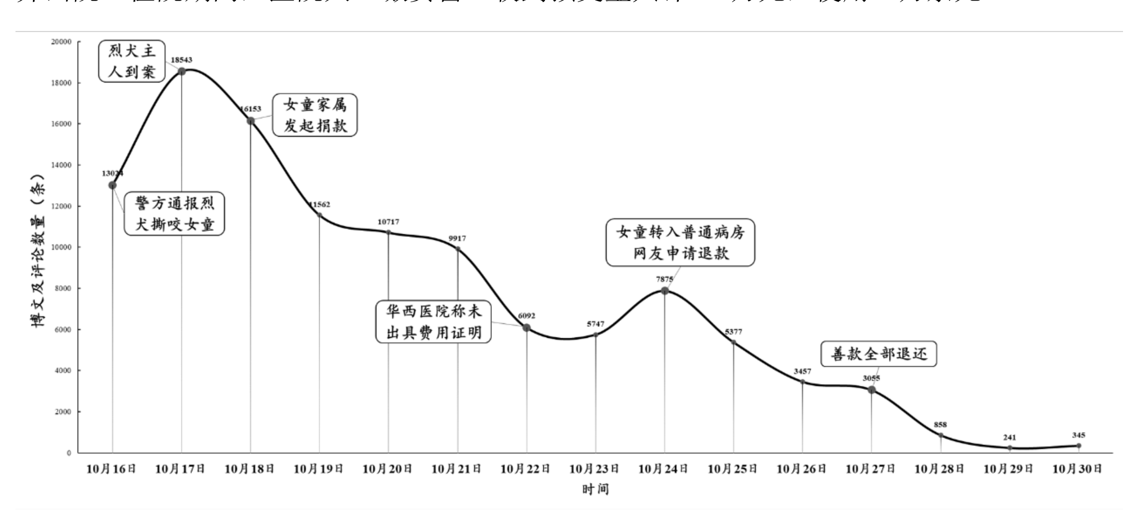
A. 数据收集与预处理

在成都被咬女童事件中，网友的讨论集中于微博平台，因此我们以“被咬女童”作为关键词，对 2023 年 10 月 16 日至 11 月 17 日中所有命中的博文及其评论内容进行收集，得到 128554 条数据，对其进行去重和清洗后，得到 122654 条数据进行分析。

B. 事件进程

成都女童被咬事件中微博平台讨论量随时间变化如图 7 所示。关键节点包括：2023 年 10 月 16 日下午，警方通报四川成都崇州恒大西辰绿洲小区，一两岁半女童被未拴绳黑色罗威纳犬撕咬致全身 20 多处咬伤及右肾挫裂伤，引发民众关注。10 月 17 日下午，咬人烈犬主人唐某到案，警方依法采取刑事强制措施。10 月 18 日，由于担心后续治疗费用，女童家属于轻松筹平台发起 200 万筹款，并在 3 小时内筹集目标款项。自女童家属发起筹款以来，网友针对筹款金额是否过高的争议逐渐升温。10 月 22 日，轻松筹平台规定，“单次求助金额超过 50 万元时需提交医疗机构书面证明”，华西医院回应称“没有出具任何相关的费用证明”，再度引发大众的质疑。10 月 23 日晚 9 点左右，华西医院发布治疗进展，女童已转入普通病房，目前医疗支出近 6 万元。晚 10 点左右，超千名网友申请退款话题登上微

博热搜。10 月 25 日，轻松筹发布通告称将退还所有善款。10 月 27 日早 10 点左右，轻松筹平台显示，被咬女童的 200 万捐款已全部退完。11 月 1 日，据华西医院参与被咬女童治疗会诊的医生所提供的信息，女童的右肾已保住，病情平稳，恢复情况较好。11 月 8 日时，安徽一男子自述女儿被狗咬伤致毁容，再度引发网友针对此事件的热议。11 月 14 日，被咬女童经医院积极救治，肝肾功能正常，身体各系统恢复顺利，伤口愈合情况良好并出院。住院期间，医院人工缴费窗口收到预交金共计 22 万元，使用 8 万余元。



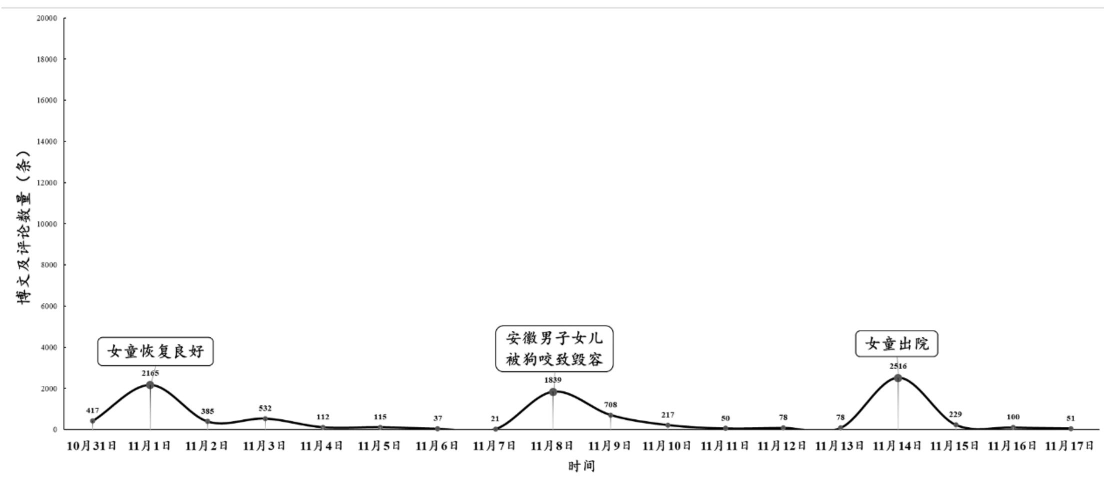


图 7 “成都被烈犬撕咬女童”事件讨论量变化

C. 情感结果分析

整体情感以负面为主，占比达到 61%，其次是正向与中性情感，占比分别为 24%与 15%，随时间变化见图 8。

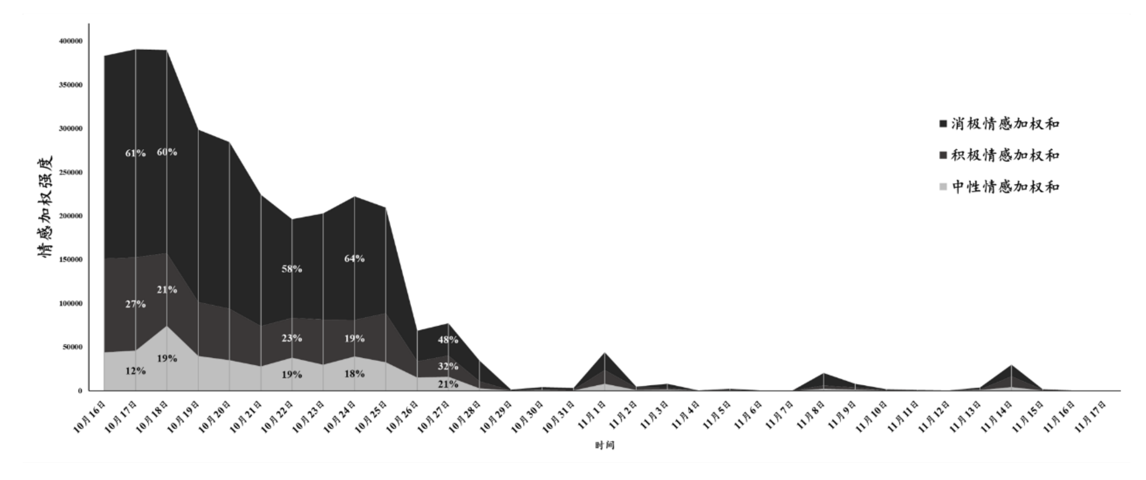


图 8 成都被咬女童事件各效价情感强度累积图

在本事件中包含多方当事人，狗及狗主人，女童及其家属，政府相关部门等，其中网民针对女童及其家属的态度发生了多次转变，接下来我们对女童家属相关的情感进行分析。以“母（亲）”、“父（亲）”、“家人”等关键词筛选针对女童家属相关的文本信息，得到 6848 条博文及评论。整体情感仍然以消极为主，占比为 58%，积极与中性情感占比分别为 24%与 18%，整体随时间变化见图 9。

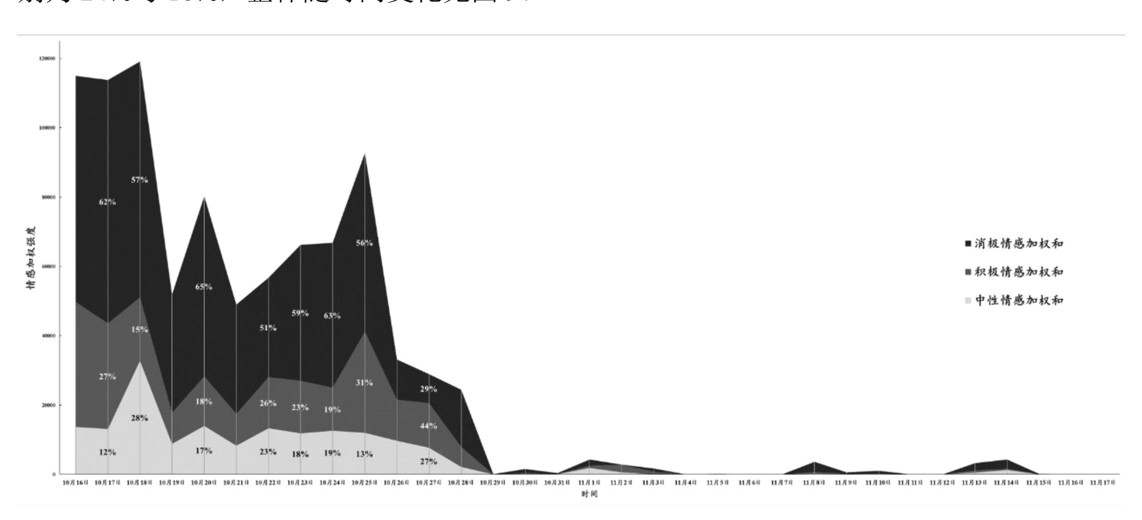


图 9 成都被咬女童家属相关情感变化

为进一步了解事件进程中网民对于父母情感的变化，我们针对消极情感中占比前 3 的情感贬责（消极，17%），疑惑（消极，12%）和悲伤（消极，6%）进行分析，在 10 月 16 日至 10 月 30 日之间其变化如图 10 所示[1]。

[1] 父母相关讨论主要集中于 10 月 16 日至 10 月 30 日之间，因此呈现此段时间中细粒度情感的结果。

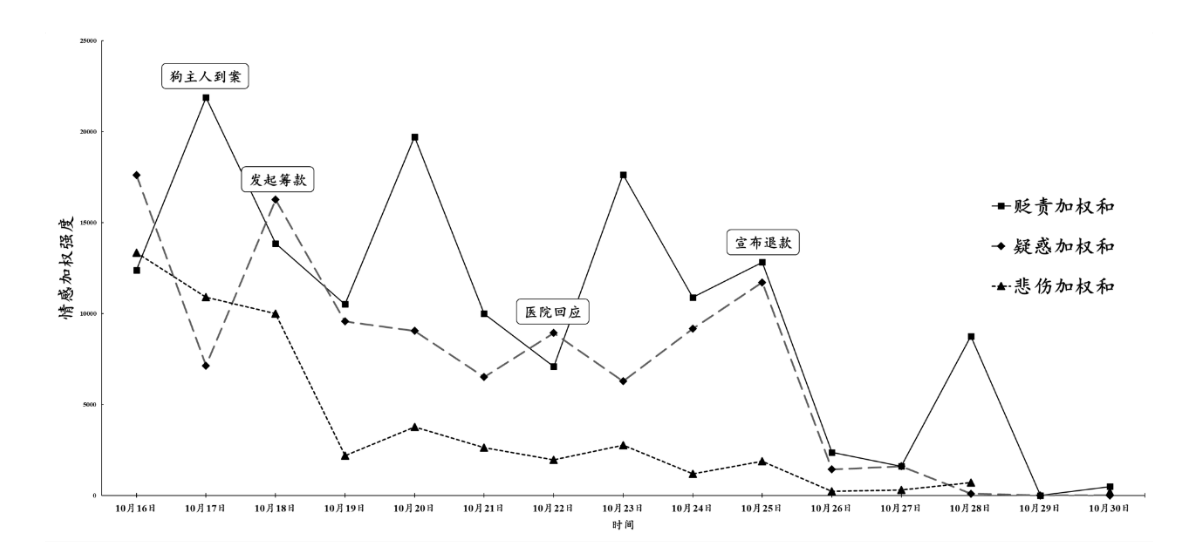


图 10 成都女童家属相关负性情感强度变化

从图 10 中可以发现，三种消极情感随时间的变化出现了较大差异。在 10 月 16 日警方发布事件公告时，网民一方面为受伤女童家属感到“悲伤”，希望女童能得到及时救助，例如，“被咬伤的小女孩才不到三岁全身多达二三十处伤口，肾都已经破裂，给小朋友带来一辈子的阴影，再多钱赔都不能治疗娃娃心灵的伤害以及身体健康，狗主人要追究其责任也必须付出沉痛的代价。才 2 岁半，她的妈妈该是多悲痛啊。”而此时由于许多事件细节尚未披露，处于高度不确定状态，“贬责”与“疑惑”情感强度也较高，例如“狗子为什么突然发狂？养狗为什么不拴绳子？为什么一而再二三发生同类事件？这个谁的责任？”

在 10 月 17 日，狗主人到案后，态势逐步清晰，民众的“疑惑”情感明显降低，“贬责”情感达到峰值。但在女童家属于 10 月 18 日发起筹款后，“疑惑”情感则上升至最高点，“贬责”与“悲伤”情感均有所下降。这一趋势对应了网民针对女童家属筹款合理性提出的疑问，例如“恶犬主人既然愿意赔偿，为啥还要社会捐款啊？”，“如果筹款金额过大，是否应该有监管部门介入？女童父母之后是否会公布明细？”。

在后续一段时间中，不断有网友发布有关于女童母亲的相关信息，包括其搜索记录，过往网名等，其中包含有许多虚假信息，虽然女童家属及其律师针对谣言进行了回复，官方机构也进行了辟谣，均未消解网民的消极情感。在这一阶段中，“贬责”情感强度不断上升，“疑问”与“悲伤”情感保持低位，表明网民的讨论愈发非理性，演变为情感宣泄。在 22 日华西医院回应未提供医疗证明后，“贬责”情感达到第三次高峰，网民评论如“拿受伤的孩子敛财，贪婪的父母和背后支招的组织，把大家仅有的善良都消耗光了。真正需要钱的人却承担了后果”。直至 10 月 25 日轻松筹发布公告退还所有款项后，“贬责”情感才回落至低点。

在“成都女童被烈犬撕咬”事件中，网民的情感以负面为主，但在消极情感内部出现了不一致的变化趋势。在事件刚发生至狗主人到案这一过程中，随着事件逐渐清晰，有明确指向对象的“贬责”和“悲伤”情感表现出了明显上升，而“疑惑”情感则有所降低。在当事人做出与社会预期不一致的行为并引发大众讨论时，“疑惑”情感成为主导，网民针对是否应当求助以及求助金额发出了疑问，在后期则反复质疑“轻松筹”流程是否正规等。然而，女童家属与轻松筹虽然针对部分问题进行了回应，却并未降低民众对其产生的消极情感，“贬责”情感成为主导，最终在女童转入普通病房后爆发，在轻松筹宣布退还全部未使用善款后才回落至低点。

本次事件中民众针对被咬女童父母的情感态度反映出，大部分民众仍然认为只有在“走投无路”的情况下，个体才有权利寻求外界帮助。然而，随着社会的发展，人们应该认识到，受助者并非都是处于绝望的边缘，他们可能是面临突发事件、重大疾病活其他不可预见的困难。社会应当提供更为灵活和包容的支持机制，帮助其解决问题。对于以“轻松筹”为代表的众筹平台，其形象在此次事件中受到冲击，提示平台需要重新审视和调整其筹款策略。平台不仅要确保筹款金额的合理性，还要加强对筹款项目真实性的审核，保障信息的透明与真实，以维护公众的信任。

（3） 讨论

在本研究中，我们使用细粒度中文情感与态度词典对两项热点事件，“海天酱油双标事件”与“成都女童被咬事件”进行了分析，我们发现虽然两起事件中网民的情感总体倾向于消极，但消极情感内部存在明显的差异性。这一差异性不仅体现在情感的种类上，还体现在情感变化的模式和趋势上。例如，在“海天酱油双标事件”中，民众的“疑惑”与“贬责”情感呈现出同步变化的特点，而在“成都女童被咬事件”中，这两种情感却表现出相反的变化趋势。

对比两个事件中的情感变化模式，我们发现“海天酱油双标事件”中，企业的有效回应能够缓解民众的“疑惑”，进而降低“贬责”情感。这表明在某些情况下，及时的沟通和回应可以有效地引导和改善公众情感。然而，在“成都女童被咬事件”中，尽管家属和律师多次回应，但民众的“疑惑”并未得到有效缓解，反而可能转化为更强烈的“贬责”情感。这一现象提示我们，情感的转变并非简单的线性过程，而是受到多种因素的复杂影响。

这一对比分析结果不仅揭示了消极情感内部的复杂性，也凸显了细粒度情感分析在事件分析中的重要性。细粒度分析能够提供更为精确的情感识别和趋势预测，帮助我们深入理解公众情感的微妙变化和内在逻辑。这种深入的分析不仅能够提高情感识别的准确性，而且能够为企业和政府提供更为丰富和有针对性的信息，支持他们更有效地制定和评估应对策略。例如，在“海天酱油双标事件”中，企业可以通过加强与公众的沟通，积极回应民众的关切，来降低“贬责”情感。而在“成都女童被咬事件”中，家属和律师可能需要采取更为深入和全面的措施，以真正解决民众的“疑惑”，并缓解“贬责”情感。

4 总结与讨论

4.1 研究总结

步入信息化时代后，移动设备与社交媒体的广泛覆盖打破了原有的传播壁垒，弱化了传统媒体的中心地位。信息事件引发的网络舆论一旦爆发，“碎片化”的信息经过网络发酵会带来难以预知的后果，令政府与企业措手不及，因此建立与社交媒体传播相适应的舆情预警机制是非常重要的。而网民在社交媒体中所留下的文字内容就是获取信息的关键渠道。其中，网民的情感不仅代表了其态度与认知评价，更进一步影响信息传播和后续行为，需要开发可靠的工具对海量数据中的情感进行准确识别。

与算法分类相比，情感词典从词出发，具有较高的通用性，便捷性与灵活性。但当前常用的词典，如 NTUSD 和 HowNet 等只提供正负性分类，在实际分析中需要更加细粒度的情感识别以提供切实可行的建议，特别是正负性情感内部的细分情感在指向，强度等方面存在差异。进一步的，这些词典均基于较为正式的长文章与汉语辞典等所构建的语料库，而社交媒体中文字较短，较多为非正式文本，在格式上更加多样，现有词典覆盖率较低。综合上述两项问题，本研究基于情感认知-评价理论，在 Roseman 提出并验证的 7 项评价维度上进一步细分得到 28 类评价情感，融合基础情感和心境类情感后得到 50 类细粒度情感，后经由专家首先对现有词典进行筛选与分类，再基于多项热点事件语料对词典进行扩充，最终得到细粒度中文情感与态度词典。

为检验词典的有效性，研究者使用人工评估与事件分析两种方法进行验证。在人工评估实验中，词典识别的准确性达到了 88%，F1 值达到了 66%，各情感类别在准确率、精确率、命中率和 F1 值上均表现良好，与人工分类结果具有较高的一致性。在事件分析中，基于讨论热度与事件类型，我们选择了“海天酱油双标事件”与“成都女童被烈犬撕咬事件”。通过比对事件进程与信息披露节点可以发现，词典分析得到的网民情感变化与关键事

件相对应，并且符合理论预期。更重要的是，我们观察到了同一效价情感内部细粒度情感的不同变化，这不仅验证了细粒度分析在舆情监测中的优势，也为基于分析结果选择恰当的应对策略提供了新的可能。

4.2 词典的优势

与以往词典相比，本词典具有两方面的优势：首先，我们依据认知-评价理论在原有词典的基础上增加了评价类情感，扩充原有的正负性为心境类，应激类与评价类情感。本词典是基于经典情感理论得出的分类，克服了以往研究中仅能给出正负性分类或基于词义分类的局限。当前对舆情传播的探讨中，研究者已不再止步于正负性情感的分类，而是基于理论探讨细粒度情感的变化对个体态度与行为的影响。例如，在分析“12.20 深圳山体滑坡事故”中政府的危机应对策略是否有效时，研究者就关注了“悲伤”,“支持”,“愤怒”,“恐惧”,“焦虑”等情感。其中，与归因无关的“悲伤”情感不会直接影响民众对于政府的评价，而具有明确指向性的“愤怒”情感会损害政府的形象。在对一系列政府发表微博及其评论情感进行分析后发现，及时更新救援情况与探望失联家属两项举措收获了较为正面的评价，这不仅对亲历者的情绪起到了安抚作用，也满足了大多数非亲历公众的知情诉求。但受限于分析工具的缺少，研究者纳入所分析的文本量较少，本研究提供的词典能满足这一分析需求。类似的，对于目前受限于处理成本和速度而采用实验或问卷调查进行验证的研究，也可以采用本词典对理论在现实情境中的适用性进行验证。

其次，本词典基于社交媒体语料库对关键词进行了扩充，显著提高了情感词典对社交媒体文本的识别率。随着互联网的不断发展，人们每日花在社交媒体中的时间也不断增加，相应的，社交媒体中流动的信息也在塑造着民众对于特定事件的态度，并影响其后续行为。例如不断有研究发现社交媒体的使用会影响个体对于政府等官方机构的信任等。而在社交媒体中发布内容得到他人的认可会提高其参与线下活动的可能性[19]。本词典通过爬取多项热点信息事件构成语料库，对词典进行扩充，提高了对社交媒体文本的识别率。考虑到社交媒体文本更新速度较快，本词典也引入了机器学习算法，对词典进行持续扩充和校正。

4.3 应用贡献

本研究所构建的细粒度情感词典在舆情监测，企业咨询与商品消费等领域中均有应用。

首先细粒度情感识别技术为政府提供了实时监测和反馈公众情感的新工具。通过这种技术，政府能够及时捕捉并分析情感趋势，为舆情事件的快速响应提供了数据支持。这种实时监测不仅帮助政府理解当前的情感状态，还能预测可能的情感变化，从而在舆情危机管理中采取更为有效的应对措施[57]。在政策制定与调整方面，细粒度情感词典使政府能够深入分析不同政策或事件对公众情感的影响，从而调整或制定更符合公众情感需求的政策。这种以情感为导向的政策制定，有助于提高政策的公众接受度和有效性。词典的应用还能帮助政府平衡不同社会群体的观点和情感，促进社会公平和谐。通过识别和理解不同群体的情感需求和期望，政府能够在政策制定和执行中更好地平衡各方利益。

其次，细粒度情感识别技术为企业提供了深入洞察消费者情感的能力。企业可以通过分析消费者在社交媒体、客户反馈和市场调研中的表达，更准确地理解消费者的需求和偏好。这种洞察有助于企业在产品开发和市场定位上做出更符合市场需求的决策。在品牌管理和声誉维护方面，细粒度情感词典能够帮助企业监测消费者对品牌的情感态度，及时发现并应对可能损害品牌形象的负面情感。通过实时跟踪情感变化，企业能够快速响应，采取有效措施维护品牌声誉。词典也可以服务于客户服务优化，通过分析客户与企业互动过程中的情感交流，识别服务过程中的不足。企业可以根据这些信息优化客户服务流程，提升客户体验和满意度。

4.4 词典局限与优化

（1）反讽等语句的识别。在社交媒体中，反讽是一种常见的修辞手法，它通过表达与实际意图相反的意义来传达特定的情感或态度。当前，自然语言处理技术在识别反讽语句时面临挑战，因为反讽往往依赖于上下文、语气和说话者意图的复杂交互。训练集的选择对模型的识别能力有着直接影响，而现有模型的泛化能力仍有待提高。未来，研究者可以探索引入大语言模型，利用其深层次的语义理解和丰富的上下文信息处理能力，来优化反讽语句的识别。此外，可以考虑结合情感计算、语用学和心理学等领域的知识，提高模型对反讽的理解和识别。

（2）否定表达的处理。否定表达在情感分析中是一个复杂的问题，因为它们可以改变句子的情感极性。当前词典中采取的识别规则是将否定词和后接词合并，后不识别为后接词匹配到的情感。这一处理方式能够显著提高识别的准确性，但也忽略了一些包含否定词的伪否定组合和其他不包含否定词的否定组合。为了解决这一问题，研究者正在尝试改进分词技术，更精细地区分否定词与非否定词的结合方式，并探索将特定的否定表达加入词

典中。同时，可以利用机器学习算法对否定表达的情感效价进行更细致的分类，而不是简单地归类为中性或相反效价。

（3）词义的领域特性优化。词义的领域特性指的是词语在不同领域或情境下可能具有不同的含义和情感色彩。例如，某些词语在医疗领域可能具有积极的含义，而在法律领域则可能带有负面色彩。为了优化词典，研究者正在尝试通过领域特定的语料库来积累和归纳分析规则，从而更准确地捕捉词语在特定领域内的情感倾向。此外，可以利用领域适应技术，使词典能够根据不同领域的语境动态调整词义和情感分类，提高情感分析的准确性和适应性。

参考文献：

[1] 中国互联网络信息中心发布第 53 次《中国互联网络发展状况统计报告》 [J]. 国家图书馆学刊, 2024, 33(02): 104.

[2] 徐子恒, 陈欢. 后真相时代新闻受众的群体极化心理分析——以反转新闻“成都第四十九中学校学生坠楼事件”为例 [J]. 新闻研究导刊, 2023, 14(06): 11-3.

[3] Jin Y, Pang A, Cameron G T. Toward a Publics-Driven, Emotion-Based Conceptualization in Crisis Communication: Unearthing Dominant Emotions in Multi-Staged Testing of the Integrated Crisis Mapping (ICM) Model [J]. Journal of Public Relations Research, 2012, 24(3): 266-98.

[4] 辜丽琼, 夏志杰, 宋祖康, et al. 基于在线网民评论情感追踪分析的企业危机舆情应对研究 [J]. 情报理论与实践, 2019, 42(12): 67-73.

[5] 刘念, 朱婧. 谁掀动了网络情绪?——网络舆情中愤怒情绪传播的关键节点 [J]. 广州大学学报(社会科学版), 2023, 22(01): 172-82.

[6] 徐翔. 新浪社会新闻传播中的“情绪偏好”效应与特征研究——基于新浪社会新闻的网络挖掘与实证分析 [J]. 国际新闻界, 2017, 39(04): 76-94.

[7] 文凤华, 杨晓光. 情绪主导型群体事件的机理研究 [J]. 求索, 2008, (06): 42-4.

[8] 洪宇翔, 李从东. 面向社会稳定风险治理的社会情绪共同体研究 [J]. 情报杂志, 2015, 34(04): 116-21.

[9] 张敏, 张可, 张东鑫. 政务社交媒体中公众情感治理：理论框架与实施策略 [J]. 情报科学, 2024: 1-21.

[10] 童薇, 陈威, 孟小峰. EDM:高效的微博事件检测算法 [J]. 计算机科学与探索, 2012, 6(12): 1076-86.

[11] Xu G, Meng X, Wang H. Build Chinese emotion lexicons using a graph-based algorithm and multiple resources [Z]. Proceedings of the 23rd International Conference on Computational Linguistics. Beijing, China; Association for Computational Linguistics. 2010: 1209–17

[12] Taboada M, Brooke J, Tofiloski M, et al. Lexicon-Based Methods for Sentiment Analysis [J]. Computational Linguistics, 2011, 37(2): 267-307.

[13] 林江豪 周 A 阳 A. 中文微博情感词典构建方法 [J]. 山东大学学报（工学版）, 2014, 44(3).

[14] 彭丽针 吴. 基于维基百科社区挖掘的词语语义相似度计算 [J]. 计算机科学, 2016, 43(4): 45-9.

[15] Dragut E C, Wang H, Sistla P, et al. Polarity Consistency Checking for Domain Independent Sentiment Dictionaries [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2015, 27(3): 838-51.

[16] 林江豪 周，阳爱民,陈锦. 基于词向量的领域情感词典构建 [J]. 山东大学学报 (工学版), 2018, 48(3): 40-7.
[17] 胡海涛 郑 郭 宋. 社交媒体数据对台风灾害的预警研究——以利奇马台风为例 [J]. 管理评论, 2021.
[18] 陶富民，高 军，王腾蛟, et al. 面向话题的新闻评论的情感特征选取 [J]. 中文信息学报, 2010, 24(3): 37-44.
[19] Smith L G E, Piwek L, Hinds J, et al. Digital traces of offline mobilization [J]. Journal of Personality and Social Psychology, 2023, 125(3): 496-518.
[20] Baccianella S, Esuli A, Sebastiani F. SentiWordNet 3.0: An Enhanced Lexical Resource for Sentiment Analysis and Opinion Mining; proceedings of the International Conference on Language Resources and Evaluation, F, 2010 [C].
[21] 朱嫣岚，闵锦，周雅倩, et al. 基于 HowNet 的词汇语义倾向计算 [J]. 中文信息学报, 2006, 20(1): 16-22.
[22] 徐琳宏，林鸿飞，潘宇, et al. 情感词汇本体的构造 [J]. 情报学报, 2008, 27(2): 180-5.
[23] 姜金贵，闫思琦. 基于主题和情绪相互作用的微博舆情演化研究——以“红黄蓝虐童事件”为例 [J]. 情报杂志, 2018, 37(12): 118-23.
[24] Leach C W, Iyer A, Pedersen A. Anger and Guilt About Ingroup Advantage Explain the Willingness for Political Action [J]. Personality and Social Psychology Bulletin, 2006, 32: 1232 - 45.
[25] van Zomeren M, Spears R, Fischer A H, et al. Put your money where your mouth is! Explaining collective action tendencies through group-based anger and group efficacy [J]. Journal of Personality and Social Psychology, 2004, 87(5): 649-64.
[26] Song Y, Dai X-Y, Wang J. Not all emotions are created equal: Expressive behavior of the networked public on China's social media site [J]. Computers in Human Behavior, 2016, 60: 525-33.
[27] Fan R, Xu K, Zhao J. An agent-based model for emotion contagion and competition in online social media [J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2018, 495: 245-59.
[28] Corbett J, Savarimuthu B T R. From tweets to insights: A social media analysis of the emotion discourse of sustainable energy in the United States [J]. Energy Research & Social Science, 2022, 89: 102515.
[29] 许小颖，陶建华. 汉语情感系统中情感划分的研究; proceedings of the The 1～(st) Chinese Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction，中国北京, F, 2003 [C].
[30] 章震，尹子伊. 政务抖音号的情感传播研究—以 13 家中央级单位政务抖音号为例 [J]. 新闻界, 2019, (09): 61-9.
[31] Bai Q, Dan Q, Mu Z, et al. A Systematic Review of Emoji: Current Research and Future Perspectives [J]. Frontiers in psychology, 2019, 10: 2221-.
[32] Ekman P. Facial Expression and Emotion; proceedings of the American Psychologist, F, 1993 [C].
[33] Ekman P, Cordaro D. What is Meant by Calling Emotions Basic [J]. Emotion Review, 2011, 3(4): 364-70.
[34] 林传鼎. 社会主义心理学中的情绪问题——在中国社会心理学研究会成立大会上的报告（摘要）[J]. 社会心理科学, 2006, 21(1): 37-.
[35] Cowie R, Douglas-Cowie E, Apolloni B, et al. What a neural net needs to know about emotion words [M]. Computational Intelligence and Applications. 1999: 109-14.
[36] Jin Y, Liu B F, Austin L L. Examining the Role of Social Media in Effective Crisis Management:The Effects of Crisis Origin, Information Form, and Source on Publics’ Crisis Responses [J]. Communication Research, 2014, 41(1): 74-94.
[37] Young P T, Arnold M B. Emotion and personality [J]. American Journal of Psychology, 1963, 76: 516.

[38] Lazarus R S. Psychological stress and the coping process [M]. New York: McGraw-Hill, 1966.
[39] Roseman I J. Appraisal Determinants of Discrete Emotions [J]. Cognition and emotion, 1991, 5(3): 161-200.
[40] Roseman I J, Antoniou A A, Jose P E. Appraisal determinants of emotions: Constructing a more accurate and comprehensive theory [J]. Cognition and emotion, 1996, 10(3): 241-77;78;.
[41] Russell J A. Core affect and the psychological construction of emotion [J]. Psychol Rev, 2003, 110(1): 145-72.
[42] Russell J A. Emotion, core affect, and psychological construction [J]. Cognition Emotion, 2009, 23(7): 1259-83.
[43] 汪岿, 刘柏嵩. 文本分类研究综述 [J]. 数据通信, 2019, (03): 37-47.
[44] 崔彦琛, 张鹏, 兰月新, et al. 消防突发事件网络舆情情感词典构建研究 [J]. 情报杂志, 2018, 37(10): 154-60.
[45] 林江豪, 顾也力, 周咏梅, et al. 基于表情符号的情感词典的构建研究 [J]. 计算机技术与发展, 2019, 29(06): 181-5.
[46] 阳庆玲, 郑志伟, 邱佳玲, et al. 基于表情符号的文本情感分析研究 [J]. 现代预防医学, 2019, 46(09): 1537-40.
[47] 靳春妍, 牟冬梅, 王萍, et al. 融入表情特征的网络舆情情感分析方法研究 [J]. 科技情报研究, 2020, 2(04): 13-22.
[48] 李长荣, 纪雪梅. 面向突发公共事件网络舆情分析的领域情感词典构建研究 [J]. 数字图书馆论坛, 2020, (09): 32-40.
[49] 李爱黎, 张子帅, 林荫, et al. 基于社交网络大数据的民众情感监测研究 [J]. 大数据, 2022, 8(06): 105-26.
[50] 齐梦娜, 朱丽平, 李宁. 基于卷积神经网络与情感倾向点互信息算法的农产品情感词典构建 [J]. 计算机应用, 2022, 42(S2): 10-3.
[51] 管雨翔, 王娟, 刘静, et al. 突发事件网络舆情领域情感词典构建 [J]. 情报探索, 2023, (02): 1-8.
[52] 谢晓非, 朱冬青. 危机情境中的期望差异效应 [J]. 应用心理学, 2011, 17(01): 18-23.
[53] 谢晓非, 胡天翊, 林靖, et al. 期望差异:危机中的风险沟通障碍 [J]. 心理科学进展, 2013, 21(05): 761-74.
[54] Metlay D S. Institutional Trust and Confidence: A Journey into a Conceptual Quagmire, F, 2013 [C].
[55] Earle T C. Trust in Risk Management: A Model-Based Review of Empirical Research [J]. Risk Analysis, 2010, 30(4): 541-74.
[56] Fiske S T, Cuddy A J C, Glick P. Universal dimensions of social cognition: warmth and competence [J]. Trends in Cognitive Sciences, 2007, 11(2): 77-83.
[57] McDonald L M, Sparks B, Glendon A I. Stakeholder reactions to company crisis communication and causes [J]. Public Relations Review, 2010, 36(3): 263-71.